
Métricas para o Mapeamento do Conhecimento do Aprendiz em Ambientes Computacionais de Aprendizagem

Edson P. Pimentel¹, Nizam Omar²

¹Universidade Municipal de São Caetano do Sul (IMES)
Av. Goiás, 3400 - 09550-051 - São Caetano do Sul - SP

²Universidade Presbiteriana Mackenzie
Rua da Consolação, 930 - 01302-907 - São Paulo - SP

edson.pimentel@imes.edu.br, omar@mackenzie.br

Abstract. *The continuous assessment that occurs during the teaching and learning process are essential for the student's knowledge mapping. However, the conventional metrics for knowledge's measuring based on grades and averages and those used by distance learning environments based on students' participation indices are not enough to set the cognitive student's profile. This work considers cognitive and metacognitive metrics for the students' knowledge mapping in computational learning environments in order to supply efficient measures for the learning accompaniment in both, classroom and distance education system.*

Resumo. *As avaliações contínuas que ocorrem durante o processo de ensino e aprendizagem são essenciais para o mapeamento do conhecimento do estudante. No entanto, as métricas convencionais para mensuração do conhecimento baseadas em notas e médias e aquelas utilizadas pela maioria dos ambientes de ensino a distância, baseados em índices de participação não são suficientes para indicar o perfil cognitivo do aprendiz. Este trabalho propõe métricas cognitivas e metacognitivas para o mapeamento do conhecimento do aprendiz em ambientes computacionais de aprendizagem. Espera-se que essas métricas sejam capazes de fornecer medidas eficientes para o acompanhamento da aprendizagem tanto no ensino presencial como no ensino a distância.*

1. Introdução

No processo de ensino e aprendizagem tão importante quanto a escolha dos conteúdos e das técnicas instrucionais a serem utilizadas é conhecer o estado cognitivo do grupo, ou se possível de cada aprendiz. Nos ambientes computacionais de aprendizagem (ACAs), obter previamente a medida do conhecimento do estudante em determinado conteúdo, é útil para que o sistema possa fazer uso de técnicas para adaptar o conteúdo ou as atividades instrucionais, possibilitando que a aprendizagem seja significativa conforme recomenda a teoria de David Ausubel [Moreira and Masini 2001].

As avaliações contínuas que ocorrem durante o processo de ensino e aprendizagem são essenciais para o mapeamento do conhecimento do estudante, de modo que o seu modelo de aprendizagem possa ser estabelecido. As métricas convencionais para mensuração do conhecimento são geralmente baseadas em notas e médias. Mesmo os ambientes computacionais ou de Ensino a distância (EAD) focam as suas ferramentas de

avaliação em modalidades que fornecem médias gerais, mas não indicam pontualmente o nível de conhecimentos do aprendiz num determinado conteúdo, ou grupo de conteúdos.

A maioria dos ambientes de ensino a distância utilizam também métricas baseadas em índices quantitativos e qualitativos de participação em chats, fóruns de discussão, etc. Essas métricas ajudam a indicar o grau de comprometimento do aprendiz com o processo de aprendizagem mas são insuficientes para indicar ao aprendiz as suas lacunas de aprendizagem e o seu nível de aptidão para aprender um novo conteúdo com pré-requisitos. Essas decisões acabam por serem tomadas de maneira intuitiva, por professor e aluno, dificultando que o "remédio" adequado seja utilizado. Isso ocorre por falta de informações adequadas que permitam precisar onde está a raiz do problema da não-aprendizagem.

Este trabalho propõe métricas cognitivas e metacognitivas para o mapeamento do conhecimento do aprendiz em ambientes computacionais de aprendizagem. Espera-se estas métricas sejam capazes de fornecer medidas eficientes para o acompanhamento da aprendizagem tanto no ensino presencial como no ensino a distância.

O artigo está organizado como segue. A seção 2 discorre sobre o papel da avaliação aprendizagem e a seção 3 apresenta um modelo para o acompanhamento da aprendizagem. Na seção 4 as métricas para o mapeamento do conhecimento em ambientes computacionais de aprendizagem são apresentadas e detalhadas. Por fim, na seção 5 são feitas considerações acerca deste trabalho e sobre os aprofundamentos necessários.

2. O Papel da Avaliação na Aprendizagem

A visão contemporânea da aprendizagem é que as pessoas constroem novos conhecimentos e compreensões baseados no que elas já conhecem [Moreira 1999]. Portanto, os professores precisam estar atentos às lacunas que os estudantes trazem sobre a matéria: compreensões incompletas, falsas crenças, interpretações estreitas de conceitos, etc.

Até meados da década de 70, as investigações no âmbito da aprendizagem centravam-se nas capacidades cognitivas e nos fatores motivacionais como os principais determinantes da realização escolar. Desde então, uma terceira categoria de variáveis tem sido extensivamente estudada: a dos processos metacognitivos [Ribeiro 2003].

Avaliação e realimentação são fatores importantes para ajudar as pessoas a aprender e deveria acontecer continuamente como parte do processo de ensino-aprendizagem. Muitas práticas atuais, nos diversos ambientes de aprendizagem, falham ao não propiciarem uma avaliação que sirva de apoio para a aprendizagem. A grande atenção dada à uma única medida (*nota*), atua como um fator inibidor e desestimulador da aprendizagem. Faz-se necessário, remodelar as formas de avaliar, criando mecanismos capazes de identificar lacunas que impedem a aprendizagem e assim criar novas oportunidades de aprender [Bransford et al. 2003].

A avaliação da maneira que vem acontecendo contamina e prejudica toda a relação pedagógica, sendo necessária a superação da lógica classificatória e excludente da avaliação. Apesar do discurso corrente de que a avaliação é um processo contínuo que visa um diagnóstico, as práticas de sala de aula pouco têm mudado: as "provinhas" bimestrais, trimestrais ou semestrais continuam únicas e preponderantes [Vasconcellos 1998]. Este tipo de avaliação impede a evolução em direção à novas pedagogias, à escola ativa, à responsabilização do estudante por sua própria aprendizagem [Perrenoud 1999].

A avaliação pode ser classificada quanto à sua função e quanto aos diversos instrumentos conforme detalhamento a seguir.

2.1. Funções da Avaliação

A avaliação pode ser classificada, segundo suas funções em: diagnóstica, formativa e somativa [Bloom et al. 1983]:

- **Avaliação Diagnóstica** - Tem como principal objetivo mensurar o quanto o estudante sabe sobre o que será abordado no decorrer e no final do curso, para determinar quais são os possíveis pontos que deixaram de ser aprendidos. Permite detectar a existência ou não de pré-requisitos.
- **Avaliação Formativa** - Tem como característica o fato de fornecer informações ao professor e ao estudante no decorrer do processo, possibilitando orientar a melhoria do desempenho dos estudantes, facilitando ao estudante o entendimento e correção dos próprios erros, evitando o acúmulo de problemas.
- **Avaliação Somativa** - Consiste no fornecimento de informações a respeito do valor final do desempenho do educando. O objetivo principal da avaliação somativa é a atribuição de notas, diplomas ou certificados aos estudantes ao final do curso, além de permitir a comparação de conteúdos programáticos.

A avaliação diagnóstica tem sido usada com a finalidade de descobrir que os estudantes merecem tratamento, e a avaliação formativa como um meio de indicar que objetivos o estudante alcançou e os que deixou de alcançar [Depresbiteris 1991]. Esses tipos de avaliação deveriam ir além e ajudar a localizar as dificuldades do estudante. Isso daria à avaliação um papel mais nobre no processo de ensino-aprendizagem: conduzir cada estudante ao domínio das capacidades visadas.

As funções da avaliação são tratadas de maneira muito simplista, aliando-as somente ao período de aplicação: antes, durante ou ao final do processo conforme ilustra a Figura 1. O espaço temporal é uma característica importante, mas o mais relevante é considerar que elas possibilitam diferentes tipos de decisão: a função *diagnóstica* e a função *formativa*, pelas reorientações da aprendizagem.



Figura 1. Funções da Avaliação no Espaço Temporal

As informações obtidas com uma "boa avaliação" fornecem estimativas exatas do desempenho do estudante permitindo ao professor tomar as decisões apropriadas.

2.2. Instrumentos de Avaliação

Como a avaliação é um processo em função da aprendizagem, diversas técnicas avaliativas podem ser utilizadas para avaliar se a aprendizagem está ou não sendo obtida [Masetto 2003]. A avaliação conta com instrumentos diversos que servem tanto para produzir observações quanto para analisar e interpretar ou para comunicar o juízo formulado.

Os principais instrumentos de avaliação são: prova discursiva, prova oral, prova objetiva (testes), observação, prova prática, mapas conceituais, portfolio, etc [Hadji 2001].

Para avaliar o desempenho do estudante em relação ao *conhecimento*, as seguintes técnicas avaliativas são apresentadas como as mais indicadas segundo [Masetto 2003]: (a) Prova discursiva, dissertação ou ensaio; (b) Prova oral ou entrevista e (c) Prova objetiva (lacunas, falso-verdadeiro, múltipla escolha).

A seguir apresenta-se a descrição de um modelo para o mapeamento do conhecimento do estudante em ambientes computacionais de aprendizagem para contextualizar as métricas a serem propostas mais adiante.

3. Modelo para o Acompanhamento da Aprendizagem

A Figura 2 apresenta a arquitetura geral para o mapeamento do conhecimento que no seu nível macro é composta por dois modelos detalhados a seguir: o de avaliação e o de acompanhamento.

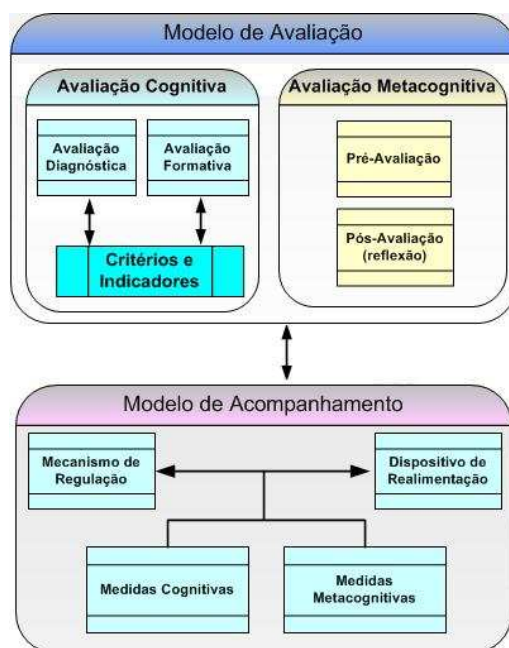


Figura 2. Arquitetura Geral para o Mapeamento do Conhecimento do Estudante

3.1. O Modelo de Avaliação

O Modelo de Avaliação é composto por duas classes: avaliação metacognitiva e avaliação cognitiva. Em conjunto, permitirão que métricas do conhecimento cognitivo e metacognitivo sejam aplicadas e que medidas sejam obtidas para compor o perfil do aprendiz. A seguir, cada uma dessas classes é apresentada em detalhes.

3.1.1. Avaliação Metacognitiva

A avaliação metacognitiva tem como objetivo criar condições para que o aprendiz possa monitorar o próprio conhecimento. Baseado no modelo hierárquico de metacognição de

[Everson and Tobias 2002] conforme Figura 3, este trabalho propõe o monitoramento dos conhecimentos prévios, como um processo metacognitivo fundamental.

A capacidade metacognitiva dá aos aprendizes a habilidade para planejar e monitorar seu sucesso e corrigir erros, quando necessário. A reflexão do sujeito sobre o seu próprio conhecimento é muito importante em qualquer situação de aprendizagem.



Figura 3. Modelo Hierárquico Metacognitivo de Tobias e Everson (2002)

3.1.2. Avaliação Cognitiva

A avaliação cognitiva tem como meta principal identificar o nível cognitivo do aprendiz num determinado domínio de conhecimento, de forma que seja possível no curso de diversas avaliações apontar quais são os conceitos que o aprendiz demonstra que "sabe", ou seja, compreender melhor o conhecimento atual que um estudante possui.

O termo "conhecimento atual" denota que aquilo que uma pessoa sabe está sempre mudando e que portanto é necessário monitorar esses conhecimentos para melhor guiar a instrução, seja no ensino presencial ou em Ambientes Computacionais de Aprendizagem.

3.2. O Modelo de Acompanhamento

Neste trabalho, o principal objetivo da avaliação é gerar informações que permitam o acompanhamento da aprendizagem. A base para o acompanhamento são as medidas cognitivas e metacognitivas obtidas a partir das avaliações.

Um modelo de avaliação com finalidade formativa deve ser cuidadosamente projetado para apoiar o professor, aluno e demais interessados nas tarefas de acompanhamento. Duas importantes tarefas de acompanhamento são os **mecanismos de regulação** e os **dispositivos de realimentação** conforme a figura 2.

Os mecanismos de regulação são medidas capazes de ajustar o processo instrucional, presencial ou não, com base nas lacunas encontradas. Esses ajustes podem ser realizados pelo professor ou mesmo por um Sistema Instrucional dotado dessa função.

Os dispositivos de realimentação estão altamente relacionados com os objetivos esperados e com os resultados alcançados e devem indicar as possíveis causas dos insucessos, pelo menos em relação a pré-requisitos. De certo modo, os dispositivos de realimentação são uma *entrada* para os mecanismos de regulação.

4. Métricas para o Mapeamento do Conhecimento

Este trabalho propõe o uso de métricas cognitivas e metacognitivas para o mapeamento do conhecimento e acompanhamento da aprendizagem em ambientes computacionais

de aprendizagem conforme detalhamento a seguir. Ressalta-se no entanto que outras métricas relacionadas a estilos de aprendizagem, condições sócio-afetivas, dentre outras, podem e necessitam ser consideradas.

4.1. Métricas Metacognitivas

A Figura 4 apresenta a arquitetura do modelo metacognitivo. No topo da figura, a avaliação metacognitiva é composta pela pré-avaliação, momento em que o aprendiz faz a previsão do desempenho e pela pós-avaliação, momento em que o aprendiz compara a sua solução com a solução do professor. Ao confrontar o resultado da avaliação do desempenho do aprendiz, feita pelo professor ou automaticamente, com as previsões do aprendiz, o modelo do aprendiz será atualizado, obtendo-se as medidas do KMA, KMB, SMA e SMB brevemente descritas a seguir.

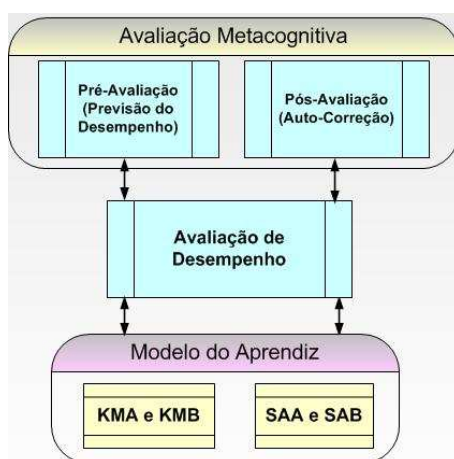


Figura 4. Arquitetura do Modelo de Avaliação Metacognitiva

O índice KMA - Knowledge Monitoring Accuracy (Precisão no Monitoramento do Conhecimento) foi criado por [Everson and Tobias 2002] para medir e avaliar a diferença entre as estimativas do aprendiz sobre seu conhecimento num domínio e seu conhecimento real determinado por desempenho em avaliações. [Gama 2004] criou o índice KMB - Knowledge Monitoring Bias (Desvio no Monitoramento do Conhecimento), para medir e identificar o tipo de desvio do aprendiz no monitoramento do seu conhecimento. Com isso é possível saber se o aprendiz é pessimista, prevê que vai errar e acerta, ou otimista, prevê que vai acertar e erra.

A pós-avaliação metacognitiva tem por objetivo indicar em que medida o aprendiz, diante de uma solução correta, é capaz de relacioná-la com a sua solução e estimar o seu desempenho. Esse trabalho propõe duas métricas metacognitivas de pós-avaliação: SAA - Solution Analyzing Accuracy (Precisão na Análise da Solução) e SAB - Solution Analyzing Bias (Desvio na Análise da Solução) que indicarão respectivamente a precisão e o desvio do aprendiz na análise da solução fornecida pelo professor. Uma vez que a "correção" (*grading*) costuma ser um gargalo no processo de avaliação, ao atingir índices SAA e SAB altos, esta etapa poderá antecipar os resultados para o aprendiz.

A tabela 1 apresenta atributos para o cálculo das quatro métricas metacognitivas com base em [Gama 2004]. Os "erros médios" possuem peso +1 ou -1 e os "erros

grandes” possuem peso +0.5 ou -0.5 nos cálculos das medidas metacognitivas. Todos os valores resultantes se situam entre -1.00 e +1.00 .

Tabela 1. Atributos para o cálculo das métricas metacognitivas

| | |
|-----|---|
| AP | Quantidade de acertos na previsão do desempenho. |
| EGO | Quantidade de Erros do tipo ”Grande Otimista”em que se estima acertar e erra completamente. |
| EGP | Quantidade de Erros do tipo ”Grande Pessimista”, em que se estima errar e acerta completamente. |
| EMO | Quantidade de Erros do tipo ”Médio Otimista”, em que se estima acertar parcialmente e erra completamente, ou se estima acertar completamente e acerta parcialmente. |
| EMP | Quantidade de Erros do tipo ”Médio Pessimista”, em que se estima acertar parcialmente e acerta completamente, ou se estima errar e acerta parcialmente. |
| QP | Quantidade de Problemas envolvidos na avaliação. |

A tabela 2 apresenta um exemplo das medidas metacognitivas KMA e KMB, de um aluno, em 13 problemas avaliados. Em cada um dos problemas, o aluno antes de resolvê-lo, fez a previsão do seu desempenho. O diagnóstico obtido é que o aprendiz, ao final dos 13 problemas, possui um KMA Médio (0.04): mais acertou que errou a previsão. Seu KMB é Aleatório (-0.19), às vezes pessimista, às vezes otimista. Para mais informações sobre a interpretação do KMA e KMB consultar [Gama 2004].

Tabela 2. Detalhamento dos Índices KMA e KMB

| Nº | Sessão | Num.Probl. | Previsão | Nota | Desempenho | KMA | KMB | Descr. KMA |
|------------------------------|--------------|--------------|------------------|------|---------------|------|------|-------------------|
| 1 | 1 | 1 | Acertar Parc. | 3.3 | Errou | -0.5 | 0.5 | Medio Otimista |
| 2 | 1 | 2 | Acertar Parc. | 10 | Acertou | -0.5 | -0.5 | Medio Pessimista |
| 3 | 1 | 3 | Acertar Parc. | 9.3 | Acertou | -0.5 | -0.5 | Medio Pessimista |
| 4 | 1 | 4 | Acertar Parc. | 7.4 | Acertou Parc. | 1 | 0 | Acerto |
| 5 | 1 | 5 | Errar | 3.2 | Errou | 1 | 0 | Acerto |
| 6 | 1 | 6 | Acertar Parc. | 6.4 | Errou Parc. | 1 | 0 | Acerto |
| 7 | 2 | 1 | Acertar Parc. | 7.5 | Acertou | -0.5 | -0.5 | Medio Pessimista |
| 8 | 2 | 2 | Acertar Parc. | 7.7 | Acertou | -0.5 | -0.5 | Medio Pessimista |
| 9 | 2 | 3 | Acertar Parc. | 6.8 | Acertou Parc. | 1 | 0 | Acerto |
| 10 | 2 | 4 | Errar | 7.8 | Acertou | -1 | -1 | Grande Pessimista |
| 11 | 3 | 1 | Acertar Parc. | 8.3 | Acertou | -0.5 | -0.5 | Medio Pessimista |
| 12 | 3 | 2 | Acertar Parc. | 5 | Acertou Parc. | 1 | 0 | Acerto |
| 13 | 3 | 3 | Acertar Parc. | 3.1 | Errou | -0.5 | 0.5 | Medio Otimista |
| Resultados Acumulados | | | | | | | | |
| | KMA | 0.04 | KMA Médio | | | | | |
| | KMB | -0.19 | Aleatório | | | | | |
| | Média | 6.6 | | | | | | |

4.2. NAC - Uma Métrica Cognitiva

Esse trabalho propõe o uso do NAC - Nível de Aquisição de Conhecimentos como métrica cognitiva, definido como: ”uma medida que indica o grau de conhecimentos do aprendiz em um determinado conteúdo, de um domínio de conhecimento, naquele instante”. O NAC será obtido a partir de diversas atividades de avaliação do conhecimento, e deve espelhar também a possibilidade de que o conteúdo ainda não tenha sido avaliado. Assim, juntamente com a medida de conhecimento, o NAC dever carregar a quantidade de vezes em que o ”conceito”foi avaliado. Propõe-se que o NAC seja composto de duas partes: **índice de conhecimento** e **índice de avaliação**. Índice de conhecimento igual a zero e índice de avaliação igual a zero, indica que o conhecimento ainda não foi avaliado.

A Tabela 3 apresenta uma simulação do desempenho de um aprendiz, em quatro conceitos (A, B, C e D), em dez atividades de avaliação. Por exemplo, no instante T4, ao ser avaliado no conceito B, o aprendiz teve a medida 0.4 como desempenho.

Tabela 3. Resultado de Desempenhos do Aprendiz em 10 Atividades de Avaliação

| CONCEITO | T0 | T1 | T2 | T3 | T4 | T5 | T6 | T7 | T8 | T9 | T10 |
|----------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| A | 0.0 | 0.5 | 0.7 | 0.4 | 0.8 | 0.4 | 0.8 | 0.8 | 1.0 | 0.9 | 0.9 |
| B | 0.5 | 0.2 | 0.5 | 0.5 | 0.4 | 0.5 | 0.5 | 0.7 | 0.6 | 0.7 | 0.8 |
| C | 0.7 | 0.7 | 0.8 | 0.9 | 0.9 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 |
| D | 0.0 | 0.2 | 0.0 | 0.3 | 0.1 | 0.3 | 0.2 | 0.2 | 0.4 | 0.3 | 0.4 |

A Tabela 4 apresenta o NAC para o conceito "A" nos instantes T5 e T10. O NAC em T5, foi obtido através de um média aritmética dos cinco valores (de T1 a T5). A coluna "DESEMP." indica o desempenho do aprendiz no conceito "A" no respectivo instante (T5 ou T10). Nota-se que os valores das colunas NAC e "DESEMP." são diferentes, pois o NAC carrega o histórico do desempenho do aprendiz. O desempenho do aprendiz no instante T5 foi 0.4 e o NAC calculado foi 0.56, indicando que no decorrer das cinco avaliações o aprendiz obteve desempenhos melhores do que em T5. Já no instante T10, o desempenho do aprendiz foi 0.9, maior do que o NAC de 0.72 em T10, que carrega o histórico dos desempenhos melhores e piores.

Tabela 4. NAC do aprendiz no conceito "A" em T5 e T10 - Média Aritmética

| | T5 | | T10 | |
|---|------|---------|------|---------|
| | NAC | DESEMP. | NAC | DESEMP. |
| A | 0.56 | 0.40 | 0.72 | 0.90 |

Uma sugestão para se "expurgar" do NAC desempenhos iniciais ruins, é utilizar no cálculo do NAC a média ponderada em função do tempo. Ou seja, as medidas obtidas pelo aprendiz seriam ponderadas em relação ao momento obtido: as avaliações mais recentes teriam maior peso, sem no entanto desconsiderar as avaliações iniciais.

A Tabela 5 apresenta o NAC para o conceito "A" nos instantes T5 e T10 com média ponderada em função do instante. Utilizou-se os seguintes pesos: T1=1, T2=2, T3=3 e assim por diante. O NAC no instante T5, foi obtido através de um média ponderada dos cinco valores, com pesos respectivamente de 1 a 5. O NAC no instante T10 foi obtido através de uma média ponderada dos dez valores, com pesos respectivamente de 1 a 10. Comparando-se as mesmas colunas nas Tabelas 4 e 5 nota-se que o valor do NAC é menor em T5 na Tabela 5, 0.54 contra 0.55, quando o aprendiz teve um desempenho de 0.4, pior do que o NAC calculado, mas o NAC é melhor no instante T10 também na Tabela 5, 0.80 contra 0.72, quando o aprendiz teve um desempenho de 0.9, melhor que o NAC calculado. Assim, os pesos temporais favorecem os desempenhos das últimas avaliações, o que parece ser mais indicado em relação aos usos que esta métrica pode propiciar, como por exemplo, certificar que o aprendiz possui determinado pré-requisito para avançar na instrução.

Tabela 5. NAC do aprendiz em T5 e T10 - Média Ponderada (Tempo)

| | T5 | | T10 | |
|---|------|---------|------|---------|
| | NAC | DESEMP. | NAC | DESEMP. |
| A | 0.55 | 0.40 | 0.80 | 0.90 |

4.3. As métricas e o Acompanhamento da Aprendizagem

No sistema educacional vigente, tanto presencial como a distância, o professor realiza o acompanhamento da aprendizagem, de maneira muito simplificada, muitas vezes com

base em apenas "meia-dúzia" de notas obtidas através de provas ou trabalhos. Quando necessita tomar decisões com base em quesitos como participação e envolvimento, normalmente "recorda-se" apenas dos alunos brilhantes em termos de desempenho e dos alunos inconvenientes e não colaborativos.

As métricas propostas nestes trabalhos permitirão um acompanhamento mais abrangente por parte do professor a saber:

- O NAC por conceito, como métrica cognitiva possibilitará identificar, a cada etapa do processo instrucional, quais os pré-requisitos em que o aprendiz possui lacunas e que portanto precisam ser remediados. Isto permitirá também que o ambiente computacional possa afinar a adaptatividade de conteúdos;
- O KMA e o KMB, como métricas metacognivas de pré-avaliação possibilitarão ao aprendiz conscientizar-se do seu próprio nível de conhecimentos, de forma a atuar sobre suas dificuldades. Além disso, o professor e o ambiente computacional poderão fazer uso dessas medidas para selecionar o grau de dificuldade das próximas avaliações a fim de controlar o otimismo ou o pessimismo do aprendiz;
- O SMA e o SMB, como métricas metacognivas de pós-avaliação possibilitarão ao aprendiz validar a sua solução mesmo antes da correção da atividade pelo professor, acelerando desta maneira a retroalimentação (feedback). O desenvolvimento da habilidade de auto-validar a própria solução é fundamental para reconhecer as próprias lacunas e caminhar para o preenchimento destas.

O processo de avaliação contínua, gerando diversas medidas como as propostas neste trabalho poderão produzir uma grande massa de dados no decorrer do tempo requerendo procedimentos automáticos ou semi-automáticos para tratamento e análise destes dados. Neste âmbito, a área de descoberta de conhecimentos em banco de dados (Knowledge Discovery in Database - KDD) possui diversas técnicas que podem ser usadas para processar os dados, de forma a facilitar a interpretação e a análise dos resultados [Fayyad et al. 2002]. Para mais informações sobre a aplicação de KDD em dados de avaliação consultar [Pimentel and Omar 2006].

5. Considerações Finais e Trabalhos Futuros

O Mapeamento do conhecimento atual do estudante de forma que os ambientes computacionais de aprendizagem, configurados por um professor ou especialista, possam atuar de maneira eficiente no processo instrucional é fundamental. As métricas de avaliação predominantes no sistema presencial e também no ensino a distância não são suficientes para tal, tornando o processo de avaliação algo mecânico e cujos produtos são sub-aproveitados.

Grande parte dos Ambientes Computacionais de Aprendizagem escondem o processo de avaliação ou dão pouco valor aos insumos necessários e aos produtos da avaliação.

As métricas cognitivas e metacognitivas propostas nestes trabalhos permitirão que professor, aluno e todos os envolvidos no sistema educacional possam ser supridos com um conjunto detalhado de informações sobre o conhecimento do aprendiz. Mais que isto, estas métricas permitirão que na implementação de ambientes computacionais de aprendizagem, a avaliação possa ter um papel de destaque e que os dados coletados possam ter um uso mais eficiente para o passo seguinte do processo instrucional.

Alguns estudos de caso já foram realizados aplicando estas métricas tanto no modo manual de coleta, quanto com protótipos computacionais. Estes protótipos estão sendo convertidos em ambientes mais robustos para a aplicação com uma maior quantidade de estudantes.

Como aprofundamentos necessários, vislumbra-se a necessidade de se fazer um estudo de relações entre estas métricas e também de incorporar um módulo de mineração de dados para a descoberta de novos conhecimentos no amplo conjunto de dados coletados num processo de avaliação contínua. É essencial que este módulo possa suportar a visualização gráfica destas informações.

Referências

- Bloom, B. S., Hastings, J. T., and Madaus, G. F. (1983). *Manual de Avaliação Formativa e Somativa do Aprendizado Escolar*. Pioneira, São Paulo.
- Bransford, J., Brown, A. L., Cocking, R. R., and Council, N. R. (2003). *How People Learn: Brain, Mind, Experience, and School: Expanded Edition*. National Academy Press, Washington, D.C. National Research Council.
- Depresbiteris, L. (1991). Avaliação da aprendizagem - revendo conceitos e posições. In Souza, C. P., editor, *Avaliação do Rendimento Escolar*. Papirus, Campinas.
- Everson, H. T. and Tobias, S. (2002). Knowing what you know and what you don't: Further research on metacognitive knowledge monitoring. Technical Report 3, The College Board Research Report.
- Fayyad, U., Grinstein, G. G., and Wierse, A. (2002). *Information Visualization In Data Mining And Knowledge Discovery*. Morgan Kaufmann Publ. Inc, San Francisco, CA.
- Gama, C. (2004). *Towards a model of Metacognition Instruction in Interactive Learning Environments*. Doutorado, University of Sussex, Inglaterra.
- Hadji, C. (2001). *Avaliação Desmistificada*. Artmed, Porto Alegre.
- Masetto, M. T. (2003). *Competência Pedagógica Do Professor Universitário*. Editora Summus, São Paulo.
- Moreira, M. A. (1999). *Teorias de Aprendizagem*. EPU, São Paulo.
- Moreira, M. A. and Masini, E. F. (2001). *Aprendizagem significativa: a teoria de David Ausubel*. Editora Centauro, São Paulo.
- Perrenoud, P. (1999). *Avaliação : da excelência à regulação das aprendizagens - entre duas lógicas*. Artmed, Porto Alegre.
- Pimentel, E. P. and Omar, N. (2006). Descobrendo conhecimentos em dados de avaliação da aprendizagem com técnicas de mineração de dados. In *XII Workshop de Informática na Escola da Sociedade Brasileira de Computação*, Campo Grande, MS.
- Ribeiro, C. (2003). Metacognição: um apoio ao processo de aprendizagem. *Psicologia: Reflexão e Crítica*, 16(1):p.109–116.
- Vasconcellos, C. S. (1998). *Superação da Lógica Classificatória e Excludente da Avaliação - do "é proibido reprovar" ao é preciso garantir a aprendizagem*. Libertad, São Paulo.